

·指南与共识·

人工智能在增龄相关衰弱患者 康复中的应用专家共识

黄丽萍^{1*}, 张 弼², 江 山³, 张立新⁴, 曹 磊⁵, 周 明¹, 钱春生⁶, 张孜孜¹, 徐佳宁⁷, 邹永向⁸,
费燕琼⁹, 侯景明¹⁰, 黄 瑞¹¹, 李 伟¹², 刘晓旻¹³, 庞日朝¹⁴, 王志永¹⁵, 于宁波¹⁶

1 中国人民解放军总医院第一医学中心, 北京 100853;

2 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;

3 中日友好医院, 北京 100029;

4 中国医科大学附属盛京医院, 辽宁 沈阳 110004;

5 首都医科大学宣武医院, 北京 100053;

6 中国人民解放军联勤保障部队第九六二医院, 黑龙江 哈尔滨 150086;

7 中国人民解放军总医院第四医学中心, 北京 100048;

8 中国科学院自动化研究所, 北京 100190;

9 上海交通大学, 上海 200240;

10 中国人民解放军陆军军医大学第一附属医院, 重庆 400038;

11 电子科技大学, 四川 成都 611731;

12 山东大学, 山东 济南 250100;

13 郑州大学, 河南 郑州 450001;

14 西部战区总医院, 四川 成都 610083;

15 哈尔滨工业大学(深圳), 广东 深圳 518055;

16 南开大学, 天津 300071

* 通信作者: 黄丽萍, E-mail: huangliping@301hospital.com.cn

收稿日期: 2025-08-01; 接受日期: 2025-10-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4703205); 首都卫生发展科研专项项目(2026-2-5023)

DOI: 10.3724/SP.J.1329.2026.07001

摘要 随着人口老龄化的加速, 增龄相关衰弱作为一种以多系统生理功能储备随增龄进行性下降为特征的临床综合征, 已成为影响老年人健康结局和生活质量的重要问题。该状态同时累及躯体、认知、心理及社会等多个维度, 但传统评估方法在动态追踪与个体化干预方面存在明显不足。人工智能(AI)及智能康复技术凭借跨模态数据融合、动态监测与个体化建模等优势, 为增龄相关衰弱的精准管理提供了全新路径。本共识由跨学科专家团队基于系统的文献检索与牛津循证医学中心(OCEBM)推荐等级标准制定, 系统梳理并推荐了AI在增龄相关衰弱评估与干预中的应用。内容涵盖AI在感知、数据处理、模型融合及干预引导中的技术架构, 提出了针对躯体、认知、心理和社会4个衰弱维度的典型AI辅助评估与干预策略, 并形成了针对外骨骼机器人、虚拟现实(VR)结合脑机接口(BCI)、数字心理干预平台、社交陪伴机器人等多类技术的临床应用建议, 同时给出相应循证推荐等级。此外, 共识明确了AI在增龄相关衰弱康复中的应用适应证与禁忌证, 强调了开展多中心临床验证、遵守伦理规范、保障数据安全以及推动跨学科合作的重要性。展望未来, AI技术将朝着数字孪生、个体化康复算法及多模态深度学习平台的方向发展, 推动康复设备的家庭化、轻量化及一体化, 构建覆盖全周期、多维度的“人-机”协同康复新生态。本共识旨在为临床医师、康复专家及相

引用格式: 黄丽萍, 张弼, 江山, 等. 人工智能在增龄相关衰弱患者康复中的应用专家共识[J]. 康复学报, 2026, 36(7): 457-472.

HUANG L P, ZHANG B, JIANG S, et al. Expert consensus on the application of artificial intelligence in rehabilitation management for age-related frailty patients [J]. Rehabil Med, 2026, 36(7): 457-472.

DOI: 10.3724/SP.J.1329.2026.07001

©《康复学报》编辑部, 开放获取CC BY-NC-ND 4.0协议

© Rehabilitation Medicine, OA under the CC BY-NC-ND 4.0

关从业人员提供实践指导,以促进AI技术在增龄相关衰弱患者康复中的科学、规范及可持续应用。

关键词 增龄相关衰弱;人工智能;多维康复;智能评估;个体化干预;专家共识

1 引言

随着人口老龄化加速,增龄相关衰弱作为以多系统功能储备下降为核心特征的老年综合征,严重损害老年人躯体功能,显著降低其生活质量。我国60岁及以上人群中,增龄相关衰弱、衰弱前期的发生率分别为7.0%、43.0%,与跌倒、失能等不良健康事件显著相关^[1]。研究证实,增龄相关衰弱是可防可逆的生理功能状态,但其隐匿性进展的特征决定了早期识别与精准干预的临床必要性^[1]。当前传统干预模式在服务可及性、执行效率和个体化适配方面仍存在显著局限性,亟需引入智能化技术手段,为增龄相关衰弱人群提供动态化、精准化的干预支持^[2]。

人工智能(artificial intelligence, AI)及智能康复技术在医学领域应用潜力显著,可通过多模态数据集成与特征提取,实现增龄相关衰弱的早期识别、动态监测及个体化干预推荐;结合可穿戴设备、语音识别等技术,不仅可辅助判断躯体衰弱程度、评估认知情绪状态,还能管理远程康复依从性,推动增龄相关衰弱管理从“集中治疗”向“居家主动康复”转变^[3]。目前AI在增龄相关衰弱领域的应用存在评估标准不统一、技术操作规范缺失等问题,故制定本专家共识,旨在明确增龄相关衰弱的定义及四维分类框架、梳理AI关键应用场景、提出AI辅助康复策略,为临床医生、技术开发者等提供跨学科指导,适用于增龄相关衰弱的社区筛查、远程干预等全场景^[4]。

2 衰弱的定义

2.1 衰弱的主要定义模型

国际上衰弱的定义基于2种经典模型:① FRIED等^[5]提出的衰弱表型模型,该模型以体能减退为核心,纳入非故意体质量下降、疲劳感、肌力减弱、步速减慢、身体活动减少5项核心特征,满足3项及以上判定为“衰弱”,满足1~2项判定为“衰弱前期”,该模型操作简便,适用于大规模人群筛查。② ROCKWOOD和MITNITSKI^[6]提出的累积缺陷模型,认为衰弱是多系统健康缺陷累积的结果,以“健康缺陷项数/总评估项数”量化评分,涵盖多领域,

适用于多维评估与动态随访^[5-7]。上述这2个经典模型均为增龄相关衰弱的核心诊断工具,其中FRIED表型模型侧重躯体功能筛查,累积缺陷模型侧重整体功能的综合评估。

2.2 多维衰弱

随着老龄化程度加深及对衰弱机制认识的深入,学界逐渐认识到,增龄相关衰弱并非单一的躯体功能衰退,而是涵盖躯体、认知、心理与社会多层面的功能脆弱状态。除身体层面的体能下降外,认知功能障碍、心理调节能力减退及社会支持系统缺失,均会参与增龄相关衰弱的发生发展。研究发现,这些非体能因素在增龄相关衰弱的进展与逆转中同样发挥关键作用^[8]。增龄相关衰弱作为以体能、认知、心理及社会功能多维下降为基础的老年综合征,其识别不应局限于传统的单一躯体视角^[9]。采用多维评估框架能够更全面反映增龄相关衰弱老年人的整体功能状态,也为AI辅助识别与个体化康复干预提供清晰路径。本共识建议,在增龄相关衰弱患者的康复管理中,需开展多维度综合评估,并结合数字化工具开展动态监测与精准干预。

在此背景下,多维评估逐渐成为增龄相关衰弱的共识性评估框架,其在增龄相关衰弱识别中展现出更高的敏感性和针对性,有助于开展全方位、多策略的康复干预。该框架将增龄相关衰弱划分为4个维度。见表1。

3 共识制定方法

本共识严格遵循循证医学和专家共识制定的基本原则,通过组建多学科专家团队、系统检索循证证据、结合临床经验与实践反馈,最终形成兼具科学性、实用性与可操作性的专家建议。

3.1 专家组人员组成及职责

本共识由来自全国多家三级综合医院、康复医学中心、AI研发机构、老年医学与健康管理领域的专家组成。专家组成员来自康复医学、老年医学、神经科学、运动医学、AI、临床流行病学等多学科,具备丰富的临床、科研与工程开发经验,确保共识内容的专业性与交叉融合性。

表1 增龄相关衰弱的4个维度
Table 1 Four dimensions of aging-related frailty

维度	描述内容	常用评估工具
躯体衰弱	肌肉减少、耐力下降、活动能力减退	握力、步态速度、SPPB
认知衰弱	注意力、记忆力及执行功能等认知能力下降	MoCA、MMSE、TMT
心理衰弱	情绪低落、焦虑、心理韧性降低	GDS、PHQ-9、心理弹性量表
社会衰弱	社交活动减少、孤独感增强、社会网络缩小	LSNS、主观孤独评分

注:SPPB为简易体能状况量表(Short Physical Performance Battery, SPPB); MoCA为蒙特利尔认知评估(Montreal cognitive assessment, MoCA); MMSE为简易精神状态检查量表(Mini-Mental State Examination, MMSE); TMT为连线测验(trail making test, TMT); GDS为老年抑郁量表(Geriatric Depression Scale, GDS); PHQ-9为病人健康问卷抑郁量表(Patient Health Questionnaire-9, PHQ-9); LSNS为Lubben社会网络量表(Lubben Social Network Scale, LSNS)。

Note: SPPB is Short Physical Performance Battery; MoCA is Montreal cognitive assessment; MMSE is Mini-Mental State Examination; TMT is trail making test; GDS is Geriatric Depression Scale; PHQ-9 is Patient Health Questionnaire-9; LSNS is Lubben Social Network Scale.

专家组成员的职责包括:参与共识框架制定、核心内容撰写与审阅、推荐意见的形成与等级划分,并对共识稿进行多轮审议与修改,确保最终形成统一意见。

3.2 循证流程与文献检索

共识制定遵循循证医学工作流程,参考英国牛津大学循证医学中心(Centre for Evidence-Based Medicine, CEBM)等国际规范,确保推荐意见具有循证依据与方法学透明性。

文献检索由专家组制定检索策略,涵盖中文数据库(如中国知网、万方、维普)与英文数据库(如Pub Med、Web of Science、EMbase、Cochrane Library),时间范围为2000年1月—2025年4月。关键词包括但不限于“frailty”“aging”“rehabilitation”“artificial intelligence”“智能康复”“老年衰弱”“AI辅助评估”“认知干预”“步态识别”等。

纳入文献类型包括系统评价、Meta分析、随机对照试验、前瞻性队列研究、专家共识、实践指南及高水平应用研究等。对各主题的循证证据进行质量评价,并综合专家临床经验和现实可行性提出推荐意见。

3.3 推荐等级与证据等级标准

本共识采用CEBM提出的证据等级与推荐强度标准。该分级系统广泛用于临床指南与专家共识制定,具有科学性与可操作性。见表2~3。

所有共识条目均在专家组充分讨论、投票的基础上形成推荐意见,采用Delphi法达成一致意见。推荐等级与证据等级在每条核心建议后单独标注,便于读者理解与参考。

表2 CEBM证据等级
Table 2 CEBM evidence level

等级	描述
1a级	同质性系统综述(随机对照试验RCTs)
1b级	高质量单个RCT或N-of-1 trial
2a级	同质性队列研究系统综述
2b级	单个队列研究(含低质量RCT)
3a级	同质性病例对照研究系统综述
3b级	单个病例对照研究
4级	病例系列、低质量队列/病例对照研究
5级	专家意见、基础研究、未批判性评估的证据

表3 CEBM推荐等级
Table 3 CEBM evidence level

推荐等级	含义
A级	强推荐,依据高质量证据,适用于大多数情境
B级	中等强度推荐,有中等质量证据支持,需结合个体情况判断
C级	弱推荐,依据较低质量证据,建议权衡利弊后使用
D级	极弱推荐,不推荐,证据支持不足或不一致

4 AI在多维衰弱中的关键技术与系统构成

随着增龄相关衰弱研究从单一体能表型向多维功能状态扩展,AI技术在衰弱评估与干预中的应用也从静态筛查向多维感知、动态建模与智能决策不断推进。本部分将围绕多维衰弱的结构特征,探讨AI在其评估与管理中所涉及的核心技术路径与系统架构逻辑。

4.1 多维衰弱与AI技术适配逻辑

多维衰弱模型将老年衰弱划分为躯体、认知、心理与社会4个功能维度,不同维度对感知方式和评估方法的依赖不同。传统量表虽可提供初步判

断,但难以实现动态监测与深层识别。AI技术可分别对应各维度构建感知通道,通过可穿戴设备和视频分析监测步态与体力变化,辅助评估躯体衰弱;通过语言识别、任务执行数据分析认知功能;通过语音语调、交互节律感知心理状态;通过社交活动频率、孤独感问卷等数据推测社会支持水平,形成更具精度和可扩展性的多维评估机制。

AI在衰弱识别与康复管理中的核心优势在于多模态数据融合、高频动态监测与个体模型的持续优化。与传统静态评估不同,AI系统可连续追踪个体在真实生活场景中的功能状态,挖掘潜在的衰弱信号并形成预测模型,从而实现早筛预警、风险分层和个性化康复推荐。同时,AI可结合时间序列分析与深度学习技术,实时更新个体状态变化轨迹,为临床干预时机判断与路径优化提供辅助支持,提升整体康复效率与响应精度。

基于上述能力,AI可在“量表+”的框架下实现衰弱评估的结构化、连续化与对象化转型。即在传统评估体系的基础上,借助AI构建面向“人”的多维状态画像,推动衰弱管理从“阶段式判断”转向“过程性监测”。这种模式为下一步智能化康复干预、远程随访管理、风险预测模型构建等提供基础支撑,也为老年健康管理向精准化与主动化发展奠定技术基础。

4.2 AI技术类型及其在衰弱管理中的作用

AI技术在衰弱管理中的应用覆盖了从多模态数据采集到智能分析、再到个性化干预的全流程。不同技术类型针对衰弱的躯体、认知、心理、社会4个维度管理提供精准支持,推动老年健康管理向智能化、个体化方向发展^[10]。

智能可穿戴技术通过高精度传感器采集衰弱人群日常活动过程中的数据,解析出肢体的关节运动幅度、肢体的力量强弱、行走过程中的步速/步长、躯体重心的运动摇摆幅度等,并利用卷积神经网络和时间序列分析等模型与AI算法,识别老年人步态中的微幅异常,从而实时监测身体跌倒状态和躯体衰弱程度^[11]。自然语言处理与认知判别技术在识别认知衰弱和心理衰弱方面具有独特优势^[12]。基于Transformer架构,根据语音交互任务中的数据,分析衰弱人群的语言特征,例如语速、语调、词汇丰富度、重复提问、代词混淆等表现既可实现认知障碍早期筛查,又可利用语音基频波动感知情绪波

动^[13]。利用计算机视觉可捕捉和分析衰弱对象的面部微表情,量化对象的抑郁/焦虑等状态,提前发现心理状态的变化,并为认知训练和心理咨询介入提供触发信号。基于智能手机或智能家居设备的数据构建衰弱个体社交网络动态模型,识别“社会隔离”高风险人群^[14]。

单一的模态在不同的维度具有各自的特色,可同时基于多模态融合获取更丰富的特征信息,提升对衰弱患者状态判断准确率。利用知识图谱和基于大模型的因果推理技术,可以整合采集得到多模态数据,建立衰弱人群的多维评估指标与干预措施的关联网络,从而提供融合运动、认知和心理等多维度支持的综合个性化干预^[15]。

4.3 多模态AI评估系统的典型构成架构

多模态AI评估系统的感知层通过集成智能手环、表面肌电图(surface electromyography, sEMG)肌电监测仪、红-绿-蓝深度(red-green-blue depth, RGB-D)摄像头、红外热成像仪、智能音箱、智能家居等传感器采集步态、肌力、语音、情绪及日常活动等多维度数据,同时利用深度学习数据增强、多模态数据时间戳对齐等方法处理原始数据^[16-17]。为了提高AI算法识别的精度,针对运动类传感信号,利用去噪滤波、动作分割、时空归一化保证数据具有更高信噪比和统一结构;对于语音数据可通过端点检测、语音增强和文本转录提取基频、语速等韵律特征和词汇密度、句法复杂度等语言特征;同时采用OpenPose模块等提取视频中的被检测对象的关节角度时序序列,确保异构的多模态数据对齐和融合的可行性。

在AI的引擎层,采用Transformer的多头注意力机制可有效整合视觉、听觉、生理电信号和物理传感的跨模态特征,通过交叉注意力权重分配捕捉各维度衰弱信号的协同与补偿关系。利用时序卷积网络(temporal convolutional network, TCN)模块可分析生理参数的长期变化趋势,利用图神经网络(graph neural network, GNN)建模不同评估指标间的拓扑关联。此外,引擎层引入知识图谱技术进一步强化了可解释性,比如可将“步速下降+社交减少→跌倒风险上升”等临床经验编码为规则约束,确保AI推理符合医学逻辑^[18]。

评估层将AI引擎输出的数字特征映射为Fried衰弱表型(Fried frailty phenotype, FFP)、MMSE认知

分数,实现机器数据与传统评估工具的桥梁连接。为了综合考虑衰弱对象各维度偏离程度与发展状态,在评估层采用模糊逻辑算法划分风险等级,并输出多级预警及对应的置信区间。基于评估指标和患者历史评估结果,利用自然语言生成技术自动生成包含趋势图表、风险雷达图和干预建议的图文报告,并针对管理者和衰弱对象给出更符合使用需求的版本^[19-20]。

系统引入干预引导层后形成了“评估-干预-再评估”的闭环管理,该层的智能推荐引擎依据评估结果动态调整康复方案。对于躯体衰弱主导型患者,系统自动匹配个性化训练计划,例如通过增强现实(augmented reality, AR)眼镜实时纠正动作偏差;存在认知-心理障碍的衰弱患者则会收到认知训练和情绪调节任务。推荐算法通过历史干预效果、设备可用性及个人偏好数据,采用强化学习框架持续优化策略。任务分配机制引入“能力-挑战”平衡模型,确保康复任务难度与患者康复状态处于适配区间。将所有干预过程形成的反馈数据再次引入评估层,构成持续优化的智能增强环路^[21]。

4.4 AI评估系统与智能设备的集成方式

AI评估系统与智能康复设备的深度融合,正引领康复医学进入精准化、个性化和动态化的新时代,尤其在多维衰弱老年人群的康复需求中体现得更为突出。上述章节围绕AI在多维衰弱评估中的技术可行性进行了介绍,本部分内容主要明确了AI评估系统与智能康复设备的集成框架与应用原则。

在核心集成框架上,以康复机器人为代表的智能康复设备可作为多模感知输入和任务执行终端,而AI评估系统则作为智能分析与决策中枢,实现了“感知-决策-执行”的个体化闭环康复路径。在感知输入上,康复机器人通过嵌入式力/力矩传感器、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)、sEMG、脑电图(electroencephalography, EEG)、视觉传感器等多种感知手段,实时获取患者运动学(关节角度、速度、轨迹)、动力学(力量、扭矩、压力分布)、生理信号[脑电活动、肌电活动、心率变异性(heart rate variability, HRV)]及行为数据(依从性、互动模式)。在分析决策上,AI评估系统作为集成设备的决策中枢,首先运用机器学习算法实现多源异构数据的融合与深度解析,然后基于提取的模式与特征生成个体化康复画像,构建涵盖运动功能、

神经可塑性潜力、认知-情绪状态、适应性行为的动态个体化康复模型^[22]。最后基于康复画像与预设目标智能生成并动态调整机器人训练参数(如辅助等级、任务难度、训练模式)及非物理干预建议(如认知任务、反馈内容)。在任务执行上,康复机器人依据AI系统指令,动态调整辅助力、运动范围、轨迹引导、阻力/助力模式等治疗参数,提供安全、可控的康复治疗^[23]。

在临床应用上,目前结合AI评估的智能康复设备已有初步应用,例如结合运动想象脑机接口、康复机器人和虚拟现实(virtual reality, VR)的运动认知联合康复系统,可通过实时监测患者认知状态来动态调整训练难度^[24-26]。在应用推广的原则上,亟须建立康复机器人数据采集规范、通信协议及AI模型验证评估标准,促进不同系统间数据共享与模型迁移,实现人机协同决策系统并保证临床医生的最终决策权与监督权,确保治疗安全、有效且符合伦理。

5 多维衰弱的AI辅助评估路径与操作标准

5.1 躯体衰弱的AI评估与监测

躯体衰弱是老年衰弱的核心维度之一。传统评估方法虽具有临床价值,但存在主观性强、动态监测能力不足等局限。AI技术通过多模态数据整合与机器学习算法,可实现对躯体衰弱的客观化、连续化评估,显著提升早期识别与干预效率。AI在躯体衰弱评估中主要依赖3类技术路径:①基于Kinect、RGB-D摄像头等设备的步态分析系统能够精准估计步速、步长、步幅周期及步态对称性等多维度运动参数,并通过构建深度学习模型对步态异常模式进行识别。临床结果表明,该技术能够有效识别老年人的衰弱表型^[27-28]。②使用加速度计、惯性传感器等可穿戴式设备采集日常活动数据,通过建立机器学习模型对躯体运动表现进行评估。临床研究表明,该技术能够实现对老年人躯体衰弱程度的精准估计与衰弱趋势的有效预测^[29-30]。③利用智能握力器、压力板等力量检测平台采集老年人的力数据,结合力动态变化特征提取和回归模型对躯体肌肉功能进行量化分析。临床试验表明,该技术能够准确预测躯体衰弱变化,因为力特征与衰弱进展显著相关^[31-32]。此外,AI系统可通过多源数据融合建立躯体功能基线模型,实时检测阈值偏离事

件,并通过结合远程康复反馈机制和监测结果自动调整康复计划,实现躯体衰弱的动态干预^[33]。从临床可行性角度看,AI辅助的躯体衰弱评估具备较好的实施条件。基于计算机视觉的步态分析系统可适配现有体检环境,无需复杂改造;可穿戴设备轻便易用,适合社区和居家场景;智能力量检测操作简便,便于门诊快速筛查。因此,躯体衰弱的AI评估与监测具有良好的临床应用前景。

5.2 认知衰弱的AI评估与筛查

认知衰弱作为多维衰弱的核心维度之一,表现为注意力、执行功能、记忆与语言流畅性等认知域的渐进性下降。传统筛查工具(如MoCA、MMSE)虽广泛应用,但存在天花板效应、文化偏倚及静态评估局限,难以捕捉早期认知波动与微观行为变化^[34]。AI的引入,为认知衰弱的动态识别与精准分层提供了新路径。AI评估路径以多模态行为数据采集为基础,首先通过数字认知测评系统如CogniFit、BrainHQ在居家或社区环境中部署标准化任务,记录用户反应时间、任务准确率、学习曲线等指标,系统基于强化学习算法动态调整任务难度,实现“千人千面”的个性化测评,避免传统量表的“一刀切”问题。其次,自然语言处理(natural language processing, NLP)技术被用于分析语音与文本数据中的认知特征。通过语音节奏、词汇多样性、语义连贯性等维度建模,AI可在日常对话或语音交互中实时识别认知衰退信号。例如,老年人的对话中若频繁出现词不达意、重复提问等现象,系统可自动标记为潜在认知风险,并触发进一步评估。此外,智能设备行为分析通过被动采集手机、平板或可穿戴设备的使用数据如应用切换频率、短信长度、导航路径复杂度,构建“数字行为画像”。研究表明,认知下降者的设备使用模式呈现明显的规律性下降与错误率上升,AI模型如LSTM+Attention可据此预测未来数月的认知衰退风险^[35]。最后,多模态融合模型整合影像如脑MRI海马体积、行为(任务表现)、生化(血浆A β 42/40比值)等数据,通过GNN等建模方式跨模态关联,实现认知衰弱的早期预警与亚型分型。

5.3 心理衰弱的AI评估路径

心理衰弱以情绪调节能力下降、抑郁/焦虑倾向及心理韧性降低为特征,传统评估依赖GDS、PHQ-9等量表,易受社会期望偏倚及主观报告影响。AI技

术通过非侵入式情绪识别与被动行为监测,实现了对心理状态的客观、连续评估。语音分析为情绪识别核心技术之一。系统通过分析声学特征(基频、语速、停顿频率)及语义情感如负面情绪词汇占比,在老年人与AI语音助手如智能音箱、电话机器人的日常交互中实时检测抑郁或焦虑倾向,但需注意方言适配与听力障碍人群的语音预处理。同时,面部微表情分析通过摄像头捕捉面部动作单元如AU12嘴角上扬、AU15嘴角下垂,结合深度卷积网络识别瞬时情绪状态^[36]。居家场景中,电视内置摄像头或陪伴机器人可定期采集5 s短视频,分析“微笑持续时间”“中性表情占比”等指标,动态追踪情绪变化。隐私保护需通过边缘计算实现本地处理,避免原始图像上传。此外,可穿戴设备生理监测补充客观指标。例如通过光电容积图(photoplethysmography, PPG)传感器采集HRV,结合睡眠监测数据如夜间觉醒次数,AI模型如XGBoost可识别慢性压力或抑郁相关生理模式。研究发现,HRV低频/高频比值持续>2.5且伴随睡眠碎片化者,其GDS评分显著升高^[37]。社交行为数据挖掘进一步拓展评估维度。通过分析智能手机的通话频率、短信情感极性或社交媒体互动量,AI可量化“社交退缩”程度^[38]。例如,连续2周通话次数低于个人基线50%且短信情感得分负向偏移>30%,系统可标记为“社会孤立高风险”,提示心理衰弱可能性。

5.4 社会衰弱的AI辅助识别策略

传统的社会衰弱评估方法主要依赖问卷调查和临床观察,其面临的主要挑战包括3个方面:主观评估偏差、数据碎片化和实时监测困难^[39]。AI技术的引入通过多模态数据融合、动态适应性测试和情感计算等方法,量化个体在社会关系网络中的位置和连接特征,客观反映其社会嵌入程度,从而捕捉更真实全面的关系动态,减少自我报告偏差,显著提升社会衰弱评估的准确性和预测价值。

AI辅助识别的优势主要体现在以下几个方面,
① 客观性增强:利用智能设备采集的行为数据(如外出频率、电子病历等)能够有效减少主观报告偏差^[40];② 个性化干预支持:情感AI通过多模态数据(如语音、表情、生理信号等)分析人的情绪状态,并对话机器人识别孤独感^[41];③ 动态监测与早期预警:智能穿戴设备和移动终端已成为监测个体社会参与行为的无感化工具,通过持续数据采集,整合

社交网络分析、活动监测,实现社会参与变化的实时追踪和趋势预测,生成社会隔离风险预警^[42]。总之,AI辅助识别正在重塑社会衰弱的管理模式,其核心价值不仅是技术替代,更是通过数据洞察揭示人类难以察觉的社会功能退化规律,为“早发现-早

干预-早康复”提供科学路径。上文分别从躯体、认知、心理、社会4个维度,逐一阐述了增龄相关衰弱各维度的AI辅助识别路径与技术方法。为便于对比应用,现将4个维度的核心评估指标、数据来源、技术路径与现存挑战进行汇总。见表4。

表4 增龄相关衰弱4个维度AI辅助识别策略

Table 4 Four-dimensional AI assisted identification strategy for aging-related frailty

维度	核心评估指标	数据来源	技术路径	现存挑战
躯体衰弱	肌力、步速、耐力	传感器、可穿戴设备	动作捕捉+机器学习	硬件成本高
认知衰弱	记忆力、注意力、执行功能	语音、眼动、神经影像	NLP+图像分析	解释性差
心理衰弱	情绪状态、抑郁/焦虑水平	语音、文本、行为日志	情感计算+行为建模	主观偏差大
社会衰弱	社交频率、支持网络强度	社交数据、GPS、电子病历	社交网络分析+文本挖掘	隐私问题突出

5.5 AI辅助评估操作流程与参数标准

AI辅助评估的操作流程主要包含以下几个步骤。首先,进行数据收集,通过电子病历系统、可穿戴设备、调查问卷、日常行为活动视频等多源信息,完成躯体、认知、心理、社会4个维度的衰弱数据整合。其次,进行数据处理与特征提取,完成对整合数据的缺失值处理与异常值修正,进而从原始数据中提取情感与社会功能指标,形成结构化特征向量。对于电子病历中可能存在的缺失数据,若缺失比例较小,可采用均值填充、多重填补等方法进行处理。例如,对于可穿戴设备数据,若某段时间的步数数据缺失,可利用前后时间点的数据进行线性插值估算。然后,完成风险建模,计算多维度衰弱的概率与风险等级,如慢性疾病数量越多、患病年限越长,衰弱风险越高;药物使用种类繁杂可能提示老年人健康状况不佳,存在衰弱可能。最后,进行衰弱评估与结果反馈。将新收集的老年人数据按照上述流程进行处理后,输入到训练好的AI模型中,输出该老年人的衰弱评估结果,包括衰弱的风险等级(如低风险、中风险、高风险)或衰弱指数评分,并定期进行重复评估,对比不同时间点的评估结果,监测老年人衰弱状态的变化趋势。若发现老年人的衰弱风险等级上升或衰弱指数评分增加,及时发出预警信号,提示医护人员或照护人员关注老年人的健康状况变化,调整相应的干预措施。见图1。

此外,在利用AI辅助进行多维度衰弱评估的同时,也需重点关注风险防范,如隐私与数据安全风险、算法偏见与误判风险、伦理与社会风险等,并通过技术优化、伦理规范和制度保障来完成协同应对。



图1 AI辅助评估操作流程
Figure 1 AI-assisted evaluation operation process

6 多维衰弱的AI干预推荐

6.1 适应证与禁忌证

AI技术作为辅助康复工具,在多维衰弱人群中的干预应用需明确适应范围与安全边界。其适应证主要涵盖:明确诊断为衰弱或前期衰弱状态的老年人(依据Fried标准、衰弱指数、四维评估等);存在体能下降、认知轻度障碍、情绪低落或社交参与不足等单一或多维度功能减退表现者;具备基本沟通与设备操作能力,可完成简单指令响应者;处于术

后恢复期、跌倒高风险状态或慢病多病共存的高龄老年人,需远程评估与康复管理支持;居住在社区、机构或居家环境中,需个性化干预方案与持续监测支持,且具备数字设备使用能力(或有家属/照护者辅助操作)的人群。尤其在传统康复资源有限、需提升康复依从性与远程管理能力的场景中,AI辅助干预的应用价值更为突出。

禁忌证则主要包括:急性或进行性疾病不稳定期(如急性心脑血管事件、严重感染);严重认知障碍或意识障碍,无法配合交互、理解干预内容者;存在精神疾病急性发作期或严重行为问题(如攻击行为、幻觉妄想);重度视力、听力或言语障碍,无法进行基本人机交互的个体;拒绝接受AI辅助干预或伦理意愿不明者;评估结果显示对干预设备存在高度依赖风险或操作困难者。

上述适应证与禁忌证标准需结合专业评估与个体差异动态判断,对边界状态个体,应由临床康复医师或多学科团队综合评估后决定AI干预是否介入,并做好风险告知与替代方案预案。

6.2 躯体衰弱干预中的AI推荐

躯体衰弱是老年人群常见衰弱类型,核心特征为肌肉力量下降、步速减慢、平衡减弱、体力活动减少及运动耐力降低。它会增加老年人应激易感性,提升跌倒、失能、死亡风险及照护费用,但及时干预可逆转部分功能退化,康复目标聚焦于提升下肢肌力、步行能力等,强调安全监护下重建功能。

6.2.1 推荐干预技术

AI可通过多种计算机技术提升老年人独立性、监测健康,其智能康复设备在躯体干预中优势显著^[43-44]。外骨骼康复机器人结合sEMG和EEG,能实时调整辅助方案,实现个体化训练;步态识别系统可自动评估步态指标与跌倒风险;智能减重平台依状态调整负重比例^[45]。脑机接口借助AI解码运动意图,不仅能让机器人“随动”,还能建模预测康复参与度^[46]。可穿戴设备便携且传感器丰富,不仅能监测生理数据、预测跌倒风险,还可标准化衰弱量表,结合物联网等评估躯体衰弱,并通过远程医疗实现远程评估^[47-48]。此外,移动健康平台搭载的生活方式整合式多组分运动干预项目可动态调节运动强度;VR技术结合游戏化康复模式(如Basketball Genius体感游戏),能够改善衰弱前期老年人的躯体功能与运动依从性^[49]。外骨骼机器人适用于三级康复机构;可穿戴设备适用于远程医疗与居

家/社区,VR可用于衰弱前期老年人居家锻炼;亚急性脑卒中患者和重度衰弱者可按需选择AI干预方式。

6.2.2 临床循证研究

一项多中心随机对照试验纳入缺血性脑卒中患者,对照组接受常规康复治疗,脑机接口组在此基础上联合脑机接口进行干预,以1个月Fugl-Meyer上肢功能评估量表(Fugl-Meyer Assessment for Upper Extremity, FMA-UE)评分改善差异为主要指标,结果显示脑机接口组上肢运动功能改善更优^[50]。镜像神经元VR康复(mirror Neuron VR rehabilitation-Rehab, MNVR-Rehab)系统,对纳入的33例亚急性脑卒中患者(试验组18例,对照组15例)进行研究表明,试验组FMA-UE评分及双侧初级运动皮层(primary motor cortex, M1)区功能连接改善更显著,提示脑机接口可激活镜像神经元系统^[51]。见表5。

6.2.3 共识推荐意见

6.2.3.1 共识建议1 在具备康复评估与安全监管能力的机构中推广使用AI辅助的步态训练设备,尤其在存在明显步态减慢与跌倒风险的老年人中。建议在具备专业康复评估与设备条件的机构中推广使用。推荐等级B,证据等级2b级。

6.2.3.2 共识建议2 在存在明确肢体功能障碍的患者中使用外骨骼康复机器人,建议在具备专业康复评估与设备条件的机构中推广使用。推荐等级A,证据等级1b级。

6.2.3.3 共识建议3 VR、脑机接口和AI游戏建议根据患者具体情况在具备专业康复评估与设备条件的机构中使用。推荐等级B,证据等级2b级。

6.2.3.4 共识建议4 对处于任何阶段的老年衰弱患者使用可穿戴设备,建议居家及社区推广使用。推荐等级A,证据等级1a级。

6.3 认知衰弱干预中的AI推荐

认知衰弱多源于额叶功能障碍,常表现为注意力、执行功能及处理速度下降,具体有注意力不集中、学习与记忆能力减退、语言组织能力减弱等^[52]。其认知障碍特征随衰弱状态变化,衰弱前期以言语和执行功能障碍为主,衰弱期则呈整体性认知功能障碍^[53]。认知衰弱与轻度认知障碍、老年期痴呆关联密切。未干预的认知衰弱人群痴呆风险更高,因具有可逆性,成为预防老年人失能与痴呆的关键窗口,早期干预对延缓认知恶化意义重大。康复目标方面,首先通过运动、认知训练、营养支持等维持现

有认知水平,延缓衰退,增强认知域神经连接;其次,鼓励参与认知刺激活动,提升参与度;最后,提高患者日常生活独立性,减轻照护负担。

6.3.1 推荐干预技术

当前广泛应用的AI干预技术包括:AI认知训练平台,基于神经科学与心理学理论,借助算法与数据分析量化测评核心认知域,制定个性化方案^[54];VR+AI认知训练系统,VR提供沉浸式环境,AI实时监测数据并调整场景,增强参与度与干预效力,实现个体化治疗。可干预阶段的认知衰弱老年人,若保留一定感知与互动能力,适合AI认知干预。AI康复设备潜力显著,但需注重老年用户体验设计(界面适老化、流程简化、按病情适配)^[55]。目前AI以监测功能为主,未来需更多纵向研究与真实世界验证,评估长期疗效。

6.3.2 临床循证研究

16例中度认知障碍且处于衰弱前期的老年患者的随机对照试验表明,结合物联网智能训练系统(AIoT-based feedback assistive strengthening ergometer, AIFASE)的干预措施可显著提升下肢肌力与平衡功能。该研究将受试者分为试验组和对照组,试验组在常规体能训练基础上接受了为期12周的AIFASE干预,结果显示该组在肌力与平衡方面取得显著改善^[56]。为60岁及以上老年人提供由AI动态调节难度的VR游戏,可显著提升其游戏体验(满意度与参与度)并改善认知功能(反应时间与注意力)^[57]。60例轻度认知障碍老年人的分组研究表明,在接受为期12周的干预后,结合艺术治疗的AI组与VR组在整体认知功能改善上均优于使用传统工具的对照组,其中AI组在言语表达能力方面提升更为显著^[58]。见表5。

6.3.3 共识推荐意见

6.3.3.1 共识建议5 在具备康复评估能力的机构中,推广使用AIFASE,以改善衰弱前期老年患者的下肢肌力和平衡功能。推荐等级B,证据等级2b级。

6.3.3.2 共识建议6 建议在社区及养老机构中应用自适应AI技术的交互式训练项目,以提升老年人的注意力、反应能力和参与度。推荐等级B,证据等级2b级。

6.3.3.3 共识建议7 建议在具备专业设备条件的机构中开展AI与VR结合的综合艺术治疗,用于改善轻度认知障碍老年人的认知与语言表达功能。推荐等级A,证据等级1b级。

6.4 心理衰弱干预中的AI推荐

心理衰弱受多种因素影响,涵盖心理、精神、社会及生理层面脆弱性要素,核心特征为抑郁、焦虑、心理韧性下降及睡眠障碍^[59]。研究显示,抑郁、焦虑、心理韧性下降与衰弱呈正相关,且心理韧性在男性和高龄人群的社会衰弱与认知结局间起中介作用^[60-61]。其康复干预目标聚焦于缓解负面情绪、增强心理韧性、改善睡眠结构,最终提升患者生活质量。

6.4.1 推荐干预技术

当前适用于心理衰弱的AI干预技术主要有3类:

① 基于语音、面部表情、脑电信号的情绪识别与监测技术,抑郁、焦虑患者语音存在独特声学特征,通过机器学习与神经网络分析这些特征,可实现无创、便捷、远程的情绪状态识别,相比传统主观量表更具客观性^[62-70]。② AI驱动的认知行为疗法(cognitive behavioral therapy, CBT):数字心理干预机器人以易获取、可扩展的方式提供全天候心理支持,无需专业医师实时介入,能减少医师工作量,且匿名互动可降低求助污名化^[71-73]。③ AI睡眠-情绪评估反馈系统:借助可穿戴或移动设备,通过生态瞬时报告与被动感知(如睡眠质量、HRV),实时量化心理健康数字表型,经AI算法分析不仅可实现情绪与睡眠监测预警,还可推送反馈并融合瞬时干预,助力个性化干预^[74-76]。适用人群包括中老年心理衰弱者、独居老年人、认知合并情绪障碍者,可在机构、社区、居家场景开展不同深度的数字心理干预。应用中需重点保护用户隐私、规范伦理管理,结合传统人文心理支持满足不同文化背景需求,同时引入多学科视角、拓展应用场景。

6.4.2 临床循证研究

本共识循证表格的研究文献均按统一标准筛选纳入:优先选取2020—2025年发表、研究对象为老年衰弱人群、干预措施明确包含AI/智能技术的高质量研究;研究类型优先纳入随机对照试验、系统评价与Meta分析,辅以代表性的前瞻性队列与大样本横断面研究;按躯体、认知、心理、社会4个维度分类选取,每个维度纳入2~3项代表性研究,覆盖不同技术路径,避免同质研究重复纳入。

AI语音分析用于抑郁、焦虑识别的研究目前多为横断面和病例对照研究。RIAD等^[65]纳入865例健康成年人,AI分析语音数据对抑郁(PHQ-9: AUC=0.76、F1=0.49; BDI: AUC=0.78、F1=0.65)、焦虑

(GAD-7: AUC=0.77、F1=0.50)检测效果良好;LIN等^[67]对老年患者的研究显示,每周收集语音样本筛查心理健康(AUC=0.82)具备可行性;HARLEV等^[69]针对 40 例老年抑郁患者,语音特征建模判别能力中等,最优特征与淡漠维度关联最强。已有多项系统综述阐述了基于 AI 的聊天机器人对成年人焦虑和抑郁的治疗效果^[77]。ZHONG 等^[78]分析 18 项随机对照试验,参与者抑郁与焦虑症状显著改善,8 周

时效果最优,3 个月随访无显著效果。FARZAN 等^[79]发现 Woebot、Wysa 等机器人可缓解抑郁、焦虑,且在特定人群中效果突出。部分 RCT 显示其能缓解抑郁和焦虑症状,但与对照组的统计学差异结论不一^[71-72]。SONG 等^[80]利用融合了情绪-睡眠监测与反馈功能的健康管理平台对社会脆弱老年人的 6 周研究显示,睡眠碎片化升高、睡眠效率降低与抑郁风险增加相关,干预后抑郁、睡眠质量改善。见表 5。

表 5 多维衰弱的 AI 干预推荐

Table 5 Recommendations for artificial intelligence intervention in multi-dimensional frailty						
干预维度	作者	年份	研究类型	样本量/例	干预内容	主要结果
躯体衰弱	WANG 等 ^[50]	2024	多中心 RCT	233 例	脑机接口训练+传统康复 vs. 仅传统康复	脑机接口组 FMA-UE 上肢评分改善更显著
	MEKBIB 等 ^[51]	2020	RCT	33 例	沉浸式 VR 镜像治疗 vs. 常规康复	VR 组 FM-UE 评分改善, fMRI 显示 M1 区功能连接增强
	LIN 等 ^[56]	2022	RCT	16 例	AIoTergometer 训练 vs. 常规体能训练	AI 组下肢肌力与平衡功能改善显著 ($P<0.05$)
认知衰弱	LI 和 LIAO ^[57]	2025	实验研究	89 例	AI 动态难度调整的 VR 钓鱼游戏	游戏参与度、反应时间、注意力改善
	CAO 等 ^[58]	2025	RCT	60 例	AI+VR 艺术治疗 vs. 传统艺术治疗	AI+VR 组认知功能改善更显著, AI 组言语表达更优
	RIAD 等 ^[65]	2024	横断面研究	865 例	AI 语音分析检测抑郁/焦虑 (PHQ-9, GAD-7)	AUC=0.76~0.78, 具有良好的筛查性能
心理衰弱	ZHONG 等 ^[78]	2024	Meta 分析	3 477 例	AI 聊天机器人干预抑郁/焦虑	抑郁 ($g=-0.26$)、焦虑 ($g=-0.19$) 症状显著改善
	SONG 等 ^[80]	2024	单组试点研究	25 例	可穿戴设备+AI 反馈系统, 6 周	睡眠碎片化与抑郁症状相关, 干预后抑郁与睡眠质量改善
	ABDOLLAHI 等 ^[87]	2023	试点研究	10 例	Ryan 社交机器人, 3 周	孤独感降低, 积极情绪提升
社会衰弱	FAN 等 ^[89]	2023	前瞻性研究	214 例	可穿戴传感器+机器学习预测社会衰弱	步态参数+老年评估组合预测性能更优
	PARK 等 ^[90]	2021	队列研究	259 例	胸骨传感器监测活动特征识别衰弱	站立/步行时间、节奏等可作为数字生物标志物

6.4.3 共识推荐意见

6.4.3.1 共识建议 8 推荐基于 AI 的认知行为疗法聊天机器人作为辅助手段,用于改善心理衰弱人群的抑郁-焦虑症状,特别是在专业治疗师数量不足的地区或不愿在医疗机构接受面对面治疗的人群。但针对老年人群应该提供更直观、易获取的治疗方式以提高参与度和治疗效果,同时也需要解决使用者流失率高的问题。推荐等级 A 级,证据等级 1a 级。

6.4.3.2 共识建议 9 推荐 AI 睡眠监测系统联合数字心理干预措施用于心理衰弱人群心理健康的长期监测和改善,特别是同时存在焦虑、抑郁等情绪

障碍和睡眠障碍的老年人。该模式有望在现实生活场景中对目标人群的情绪与睡眠进行实时监测,进而实现个性化、及时性干预。推荐等级 B 级,证据等级 2b 级。

6.4.3.3 共识建议 10 推荐 AI 语音分析用于老年心理衰弱人群的抑郁、焦虑的识别并辅助抑郁症的诊断与分类,但未来需要来自多样化语言的更大规模、高质量的纵向数据集来进行模型的验证以提高识别的准确率。推荐等级 B 级,证据等级 3b 级。

6.5 社会衰弱干预中的 AI 推荐

社会衰弱是老年衰弱综合征的关键维度,指老

年个体社会参与能力持续下降、社会功能衰退的状态^[81]。具体表现为2个方面:①社会资源、社交行为以及自我管理能力等方面的持续缺乏;②社会交往减少、孤独感增强、数字排斥等核心症状的呈现^[82]。研究证实,长期社会衰弱会增加认知退化、抑郁等风险,影响生活自理能力,是老年健康恶化的独立风险因素,及时干预可逆转不良社会连接^[83]。康复的核心目标为提升社会互动频率、增强主动交流意愿、改善社会角色参与、构建数字适应力。

6.5.1 推荐干预技术

AI技术驱动的智能康复设备在改善社会衰弱中成效显著,通过精准分析、动态监测与风险预警,从而不断优化个性化康复策略,具体应用包括3类:①社交陪伴机器人(如ElliQ、Care-O-bot4),集成自然语言处理、情绪识别功能,可模拟人际陪伴并完成简单家务^[84];②AI生活交互系统,基于用户年龄、健康状况生成分级社交任务,从“被动参与”到“主动组织”逐步提升社交主动性^[85];③大数据社交参与预测系统,通过分析智能穿戴、手机使用等行为数据构建模型,识别社会衰弱预警信号并输出风险等级,为精准干预提供依据^[86]。这些技术整合运动、认知及情感干预,不仅能提升衰弱个体依从性与自我效能,还可通过群体任务重建社交网络,缓解孤独与抑郁。家庭结构小型化导致传统家庭支持弱化,对多病、行动不便的老年人,需强化社区医疗资源与居家健康监测的协同:通过远程技术将专业服务延伸至家庭,依托社区组织邻里互助,结合现有社交网络、信息通信技术游戏、电视/平板通信娱乐平台,形成支持网络。

6.5.2 临床循证研究

连续3周,每周2次、每次15 min使用Ryan机器人,能显著改善老年人孤独感、提升愉悦感^[87];AI视觉反馈下的太极-认知交互训练(每周3次,每次60 min,持续6周),可改善轻度认知障碍患者整体认知及执行功能^[88]。此外,可穿戴传感器能提升社会衰弱预测准确性:一项纳入214例60~95岁受试者的研究显示,综合老年评估与步态参数(步速、步长等)结合的机器学习模型,预测社会衰弱效果优于单独使用任一指标^[89];一项纳入259例≥65岁受试者的队列研究表明,站立时间百分比、步行节奏等活动特征组合,对识别身体衰弱表型鉴别效度高,可作为筛选和检测的核心数字生物标志物^[90]。见表5。

6.5.3 共识推荐意见

6.5.3.1 共识建议11 建议在独居或社交频率低的老年群体中,推广使用社交陪伴机器人结合AI任务推送与大数据预测的多模态干预模式,以改善孤独感、愉悦感及社交互动意愿。推荐等级B,证据等级2b级。

6.5.3.2 共识建议12 建议在具备AI视觉反馈条件的机构中开展太极-认知交互训练,每周3次,每次60 min,持续6周,用于改善轻度认知障碍老年人的整体认知水平、执行功能及双任务表现。推荐等级B,证据等级2b级。

6.5.3.3 共识建议13 建议在具备可穿戴传感器及步态监测设备条件的机构中,将综合老年评估与步态特征结合,构建多参数预测模型,用于早期识别社会衰弱和身体衰弱风险。推荐等级B,证据等级2b级。

7 实施建议与未来展望

随着AI技术发展,其在多维衰弱康复中逐步从实验走向临床,为推动规范应用,专家组从多层面提出建议与展望。第一,将AI评估系统嵌入社区健康管理、基层老年筛查等流程,用于衰弱早筛与预警;鼓励康复机构联合AI企业、信息服务商,共建“多维衰弱康复干预示范中心”,探索可复制模式,提升智能康复可及性。第二,面向康复医生、治疗师等开展AI继续教育,内容含设备操作、数据解读等;制定AI设备标准操作流程、规范临床实践;鼓励高校设立医工交叉专业,培养“AI+康复”复合型人才。第三,明确老年健康数据全流程隐私保护要求,加强数据脱敏与权限管理;强化AI算法可解释性与决策透明性;建议主管部门制定“AI+康复”伦理细则与行业规范。第四,依托国家老龄健康等工程,设立“AI衰弱康复技术转化平台”,整合医、企、校等资源;鼓励学会制定AI辅助诊疗指南;科技部门优先支持“AI+衰弱康复”转化项目。

综上所述,AI与增龄相关衰弱康复的深度融合,既面临技术创新与应用转化的机遇,又需加强跨学科协作、伦理规范建设和人才培养。展望未来,AI技术将推动增龄相关衰弱康复领域实现跨越式发展:数字孪生系统将助力个体化精准康复方案的制定;康复设备将向轻量化、居家化方向发展,结合VR、脑机接口等技术提升用户体验;应用场景将从老年衰弱人群拓展至全人群功能障碍预防;最终

形成人机协同的康复生态,构建智慧健康闭环,开启功能障碍预防与康复管理的新篇章。

牵头专家:黄丽萍(中国人民解放军总医院第一医学中心)。

执笔专家:张弼(中国科学院沈阳自动化研究所)、江山(中日友好医院)、张立新(中国医科大学附属盛京医院)、曹磊(首都医科大学宣武医院)、周明(中国人民解放军总医院第一医学中心)、钱春生(中国人民解放军联勤保障部队第九六二医院)、张孜孜(中国人民解放军总医院第一医学中心)、徐佳宁(中国人民解放军总医院第四医学中心)、邹永向(中国科学院自动化研究所)、费燕琼(上海交通大学)、侯景明(中国人民解放军陆军军医大学第一附属医院)、黄瑞(电子科技大学)、李伟(山东大学)、刘晓旻(郑州大学)、庞日朝(西部战区总医院)、王志永[哈尔滨工业大学(深圳)]、于宁波(南开大学)。

审稿专家(按姓名首字母排序):曹丰(中国人民解放军总医院第二医学中心)、程龙(中国科学院自动化研究所)、何成奇(四川大学华西医院)、李建军(首都医科大学康复医学院)、刘洪海[哈尔滨工业大学(深圳)]、刘小燮(北京大学第三医院)、彭楠(中国人民解放军总医院第二医学中心)、钱菁华(北京体育大学)、王宁华(北京大学第一医院)、魏全(四川大学华西医院)、谢欲晓(中日友好医院)、袁华(空军军医大学第一附属医院)、赵新刚(中国科学院沈阳自动化研究所)。

编写秘书:刘杨晓雪(中国人民解放军总医院第一医学中心)、侯敬贤(中国人民解放军总医院第一医学中心)。

参考文献

- [1] WANG X M, ZHANG Y H, MENG C C, et al. Scale-based screening and assessment of age-related frailty [J]. *Front Public Health*, 2024, 12: 1424613.
- [2] DA SILVA CAPANEMA B, FANK F, MACHADO TRENTA M C, et al. Home-based exercise programs for the oldest-old to attenuate physical frailty: a scoping review [J]. *J Frailty Aging*, 2024, 13(4): 369-383.
- [3] VELAZQUEZ-DIAZ D, ARCO J E, ORTIZ A, et al. Use of artificial intelligence in the identification and diagnosis of frailty syndrome in older adults: scoping review [J]. *J Med Internet Res*, 2023, 25: e47346.
- [4] 张自妍, 张顺顺, 马娟, 等. 基于人工智能机器学习决策树算法的上海某社区中老年群体衰弱表型分析[J]. *老年医学与保*

健, 2024, 30(5): 1230-1238.

ZHANG Z Y, ZHANG S S, MA J, et al. Analysis of frailty phenotype of a middle-aged and elderly population in a community in Shanghai based on artificial intelligence machine learning decision tree algorithm [J]. *Geriatr Health Care*, 2024, 30(5): 1230-1238.

- [5] FRIED L P, TANGEN C M, WALSTON J, et al. Frailty in older adults: evidence for a phenotype [J]. *J Gerontol Ser A Biol Sci Med Sci*, 2001, 56(3): M146-M157.
- [6] ROCKWOOD K, MITNITSKI A. Frailty in relation to the accumulation of deficits [J]. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*, 2007, 62(7): 722-727.
- [7] YAN X Y, ZHOU J S, CAO X. Risk factors of frailty/sarcopenia in community older adults: meta-analysis [J]. *Open Med*, 2025, 20: 20251259.
- [8] GHACHEM A, FRIED L P, LEGAULT V, et al. Evidence from two cohorts for the frailty syndrome as an emergent state of parallel dysregulation in multiple physiological systems [J]. *Biogerontology*, 2021, 22(1): 63-79.
- [9] WAN X, SHEN J, HE G. Effects of traditional Chinese exercises on frailty, quality of life, and physical function on frail and pre-frail older people: a systematic review and meta-analysis [J]. *J Frailty Aging*, 2022, 11(4): 407-415.
- [10] GRANNELL A, HALLSON H, GUNLAUGSSON B, et al. Exercise therapy as a digital therapeutic for chronic disease management: consideration for clinical product development [J]. *Front Digit Health*, 2023, 5: 1250979.
- [11] ORCIOLI-SILVA D, VITÓRIO R, NÓBREGA-SOUSA P, et al. Cortical activity underlying gait improvements achieved with dopaminergic medication during usual walking and obstacle avoidance in parkinson disease [J]. *Neurorehabil Neural Repair*, 2021, 35(5): 406-418.
- [12] WU-CHUNG E L, BRANDT A K, BONOMO M E, et al. Feasibility and acceptability of a group music creativity intervention for adults with varying cognitive function [J]. *Creat Res J*, 2024, 36(3): 451-468.
- [13] DESILVA G S, UPADHYAY P, MANXHARI M, et al. Variability in vowel space in Parkinson's disease: associations with cognitive and motor impairment [J]. *J Speech Lang Hear Res*, 2024, 67(10): 3566-3578.
- [14] KANG J W, OREMUS M. Examining the combined effects of social isolation and loneliness on memory: a systematic review [J]. *Arch Gerontol Geriatr*, 2023, 104: 104801.
- [15] WANG Y T, GUAN X, QU S Y, et al. Physical and mental health management for the older adult using XGBoost algorithm supported by new media technology: developing personalized health intervention plans using healthcare data from the CLHLS database [J]. *Front Public Health*, 2025, 13: 1535056.
- [16] ISLAM B, MCELWAIN N L, LI J L, et al. Preliminary technical validation of LittleBeats™: a multimodal sensing platform to capture cardiac physiology, motion, and vocalizations [J]. *Sensors*

- (Basel), 2024, 24(3):901.
- [17] ZOU Y X, CHENG L, HAN L J, et al. Multi-modal fusion for robust hand gesture recognition based on heterogeneous networks [J]. *Sci China Technol Sci*, 2023, 66(11):3219–3230.
 - [18] HE T, CHEN Y, WANG L, et al. An expert-knowledge-based graph convolutional network for skeleton-based physical rehabilitation exercises assessment [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2024, 32:1916–1925.
 - [19] CADEDDU A, CHESSA A, DE LEO V, et al. A comparative analysis of knowledge injection strategies for large language models in the scholarly domain [J]. *Eng Appl Artif Intell*, 2024, 133:108166.
 - [20] KOURBANE I, PAPADAKIS P, ANDRIES M. SSL-Rehab: assessment of physical rehabilitation exercises through self-supervised learning of 3D skeleton representations [J]. *Comput Vis Image Underst*, 2025, 251:104275.
 - [21] FUJII K, TAKEUCHI K, KURIBAYASHI A, et al. Estimating counterfactual treatment outcomes over time in complex multi-agent scenarios [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2025, 36(2):2103–2117.
 - [22] MU F J, ZHANG J T, ZOU C B, et al. Gaze betray you: abnormal attention detection from human-robot interaction dynamics [C]// *IEEE. 2024 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. Bangkok: IEEE, 2024: 893–898.
 - [23] WANG J X, WANG W Q, HOU Z G. Toward improving engagement in neural rehabilitation: attention enhancement based on brain-computer interface and audiovisual feedback [J]. *IEEE Trans Cogn Dev Syst*, 2020, 12(4):787–796.
 - [24] MA Z Z, WU J J, HUA X Y, et al. Evidence of neuroplasticity with brain-computer interface in a randomized trial for post-stroke rehabilitation: a graph-theoretic study of subnetwork analysis [J]. *Front Neurol*, 2023, 14:1135466.
 - [25] XIA H S, ZHANG Y C, RAJABI N, et al. Shaping high-performance wearable robots for human motor and sensory reconstruction and enhancement [J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1):1760.
 - [26] DE CRIGNIS A C, RUHNAU S T, HÖSL M, et al. Robotic arm training in neurorehabilitation enhanced by augmented reality—a usability and feasibility study [J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2023, 20(1):105.
 - [27] DEGHAN ROUZI M, LEE M, BEOM J, et al. Quantitative biomechanical analysis in validating a video-based model to remotely assess physical frailty: a potential solution to telehealth and globalized remote-patient monitoring [J]. *Biomed Eng Lett*, 2024, 14(6):1365–1375.
 - [28] MIZUGUCHI Y, NAKAO M, NAGAI T, et al. Machine learning-based gait analysis to predict clinical frailty scale in elderly patients with heart failure [J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2024, 5(2):152–162.
 - [29] ZHANG Y Y, WANG X Y, HAN P X, et al. Can wearable devices and machine learning techniques be used for recognizing and segmenting modified physical performance test items? [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2022, 30:1776–1785.
 - [30] BUTKUVIENE M, TAMULEVICIUTE-PRASCIENE E, BEIGIENE A, et al. Wearable-based assessment of frailty trajectories during cardiac rehabilitation after open-heart surgery [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(9):4426–4435.
 - [31] SAJEEV S, CHAMPION S, MAEDER A, et al. Machine learning models for identifying pre-frailty in community dwelling older adults [J]. *BMC Geriatr*, 2022, 22(1):794.
 - [32] YU L S, CAO S S, SONG B T, et al. Predicting grip strength-related frailty in middle-aged and older Chinese adults using interpretable machine learning models: a prospective cohort study [J]. *Front Public Health*, 2024, 12:1489848.
 - [33] LIU L Z, HU H, YEH S C, et al. A compact home-based training system for preventing frailty using a mapping model and cross-dataset transfer learning [J]. *IEEE J Sel Areas Sens*, 2024, 2:1–8.
 - [34] CORNACCHIA E, BONVINO A, SCARAMUZZI G F, et al. Digital screening for early identification of cognitive impairment: a narrative review [J]. *Wiley Interdiscip Rev Cogn Sci*, 2025, 16(4):e70009.
 - [35] GRAHAM S A, LEE E E, JESTE D V, et al. Artificial intelligence approaches to predicting and detecting cognitive decline in older adults: a conceptual review [J]. *Psychiatry Res*, 2020, 284:112732.
 - [36] DONG Z Z, WANG G, LU S Y, et al. Spontaneous facial expressions and micro-expressions coding: from brain to face [J]. *Front Psychol*, 2021, 12:784834.
 - [37] LIU W N, WANG S T, GU H Y, et al. Heart rate variability, a potential assessment tool for identifying anxiety, depression, and sleep disorders in elderly individuals [J]. *Front Psychiatry*, 2025, 16:1485183.
 - [38] HAJEK A, ZWAR L, GYASI R M, et al. Association of using AI-tools for personal conversation with social disconnectedness outcomes [J]. *J Public Health*, 2025:1–10.
 - [39] 刘盼, 马丽娜. 人工智能在老年衰弱综合征领域的应用现状与挑战 [J/OL]. *中国医学前沿杂志 (电子版)*, 2024, 16(8):29–35, 5.
LIU P, MA L N. The application status and challenges of artificial intelligence application in frailty syndrome [J/OL]. *Chin J Front Med Sci (Electron Ed)*, 2024, 16(8):29–35, 5.
 - [40] VAN OLMEN J. The promise of digital self-management: a reflection about the effects of patient-targeted e-health tools on self-management and wellbeing [J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2022, 19(3):1360.
 - [41] CAI Y J, LI X G, LI J S. Emotion recognition using different sensors, emotion models, methods and datasets: a comprehensive review [J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(5):2455.
 - [42] SHIWANI T, RELTON S, EVANS R, et al. New Horizons in artificial intelligence in the healthcare of older people [J]. *Age Ageing*, 2023, 52(12):afad219.
 - [43] ALBARRATI A M, NAZER R, ABDELWAHAB S I, et al. Artificial intelligence applications and aging (1995–2024): trends, challenges, and future directions in frailty research [J]. *Arch*

- Gerontol Geriatr, 2025, 134: 105837.
- [44] PADHAN S, MOHAPATRA A, RAMASAMY S K, et al. Artificial intelligence (AI) and robotics in elderly healthcare: enabling independence and quality of life [J]. Cureus, 2023, 15(8): e42905.
- [45] COSTANTINI S, FALIVENE A, CHIAPPINI M, et al. Artificial intelligence tools for engagement prediction in neuromotor disorder patients during rehabilitation [J]. J Neuroeng Rehabil, 2024, 21(1): 215.
- [46] PARK C, MISHRA R, SHARAFKHANEH A, et al. Digital biomarker representing frailty phenotypes: the use of machine learning and sensor-based sit-to-stand test [J]. Sensors (Basel), 2021, 21(9): 3258.
- [47] PARK C, SHARAFKHANEH A, BRYANT M S, et al. Toward remote assessment of physical frailty using sensor-based sit-to-stand test [J]. J Surg Res, 2021, 263: 130–139.
- [48] LI N, HUANG F, WANG N, et al. Effectiveness of a mHealth platform-based lifestyle integrated multicomponent exercise (PF-Life) program to reverse pre-frailty in community-dwelling older adults: a randomized controlled trial study protocol [J]. Front Public Health, 2024, 12: 1389297.
- [49] ZHANG H, WANG D, WANG Y, et al. Development and validation of a practical instrument for evaluating players' familiarity with exergames [J]. Int J Hum Comput Stud, 2021, 145: 102521.
- [50] WANG A X, TIAN X, JIANG D, et al. Rehabilitation with brain-computer interface and upper limb motor function in ischemic stroke: a randomized controlled trial [J]. Med, 2024, 5(6): 559–569.e4.
- [51] MEKBIB D B, ZHAO Z Y, WANG J B, et al. Proactive motor functional recovery following immersive virtual reality-based limb mirroring therapy in patients with subacute stroke [J]. Neurotherapeutics, 2020, 17(4): 1919–1930.
- [52] SUGIMOTO T, ARAI H, SAKURAI T. An update on cognitive frailty: Its definition, impact, associated factors and underlying mechanisms, and interventions [J]. Geriatr Gerontol Int, 2022, 22(2): 99–109.
- [53] NADER M M, COSARDERELIOGLU C, MIAO E, et al. Navigating and diagnosing cognitive frailty in research and clinical domains [J]. Nat Aging, 2023, 3(11): 1325–1333.
- [54] BRUNO J L, SHAW J S, HADI HOSSEINI S M. Toward personalized cognitive training in older adults: a pilot investigation of the effects of baseline performance and age on cognitive training outcomes [J]. J Alzheimers Dis, 2024, 97(1): 327–343.
- [55] CHRISTIANSEN L, LINDBERG C, SANMARTIN BERGLUND J, et al. Using mobile health and the impact on health-related quality of life: perceptions of older adults with cognitive impairment [J]. Int J Environ Res Public Health, 2020, 17(8): 2650.
- [56] LIN C C, KUO L C, LIN Y S, et al. AIoT-based ergometer for physical training in frail elderly with cognitive decline: a pilot randomized control trial [J]. J Med Biol Eng, 2022, 42(6): 909–921.
- [57] LI H H, LIAO Y H. Application and effectiveness of adaptive AI in elderly healthcare [J]. Psychogeriatrics, 2025, 25(1): e13214.
- [58] CAO Y, YIN H F, HUA X X, et al. Effects of artificial intelligence and virtual reality interventions in art therapy among older people with mild cognitive impairment [J]. Australas J Ageing, 2025, 44(1): e70006.
- [59] LAMEIRINHAS J, GOROSTIAGA A, ETXEBERRIA I. Definition and assessment of psychological frailty in older adults: a scoping review [J]. Ageing Res Rev, 2024, 100: 102442.
- [60] YE B, LI Y X, BAO Z J, et al. Psychological resilience and frailty progression in older adults [J]. JAMA Netw Open, 2024, 7(11): e2447605.
- [61] ZHANG Y J, ZHANG C, LYU Q Y. The association between social frailty, psychological resilience, and subsequent cognitive outcomes in older adults: a prospective cohort study [J]. J Nutr Health Aging, 2025, 29(7): 100576.
- [62] HANSEN L, ZHANG Y P, WOLF D, et al. A generalizable speech emotion recognition model reveals depression and remission [J]. Acta Psychiatr Scand, 2022, 145(2): 186–199.
- [63] ZHAO Q, FAN H Z, LI Y L, et al. Vocal acoustic features as potential biomarkers for identifying/diagnosing depression: a cross-sectional study [J]. Front Psychiatry, 2022, 13: 815678.
- [64] HUANG X S, WANG F, GAO Y, et al. Depression recognition using voice-based pre-training model [J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 12734.
- [65] RIAD R, DENAIS M, DE GENNES M, et al. Automated speech analysis for risk detection of depression, anxiety, insomnia, and fatigue: algorithm development and validation study [J]. J Med Internet Res, 2024, 26: e58572.
- [66] LIANG L J, WANG Y, MA H, et al. Enhanced classification and severity prediction of major depressive disorder using acoustic features and machine learning [J]. Front Psychiatry, 2024, 15: 1422020.
- [67] LIN D, NAZREEN T, RUTOWSKI T, et al. Feasibility of a machine learning-based smartphone application in detecting depression and anxiety in a generally senior population [J]. Front Psychol, 2022, 13: 811517.
- [68] MENNE F, DÖRR F, SCHRÄDER J, et al. The voice of depression: speech features as biomarkers for major depressive disorder [J]. BMC Psychiatry, 2024, 24(1): 794.
- [69] HARLEV D, SINGER S, GOLDSHALGER M, et al. Acoustic speech features are associated with late-life depression and apathy symptoms: Preliminary findings [J]. Alzheimers Dement (Amst), 2025, 17(1): e70055.
- [70] TEFERRA B G, ROSE J. Predicting generalized anxiety disorder from impromptu speech transcripts using context-aware transformer-based neural networks: model evaluation study [J]. JMIR Ment Health, 2023, 10: e44325.
- [71] DANIELI M, CIULLI T, MOUSAVI S M, et al. Assessing the impact of conversational artificial intelligence in the treatment of stress and anxiety in aging adults: randomized controlled trial [J]. JMIR Ment Health, 2022, 9(9): e38067.
- [72] KARKOSZ S, SZYMAŃSKI R, SANNA K, et al. Effectiveness of a

- web-based and mobile therapy chatbot on anxiety and depressive symptoms in subclinical young adults: randomized controlled trial [J]. *JMIR Form Res*, 2024, 8: e47960.
- [73] RAJESHKUMAR L, MISHKIND M, COLEMAN J J, et al. Computer-assisted cognitive behavior therapy and mobile apps for depression and anxiety: evidence-based digital tools for clinical practice [J]. *J Psychiatr Pract*, 2024, 30(6): 389–399.
- [74] HICKMAN R, D'OLIVEIRA T C, DAVIES A, et al. Monitoring daily sleep, mood, and affect using digital technologies and wearables: a systematic review [J]. *Sensors (Basel)*, 2024, 24(14): 4701.
- [75] SHEN S Y, QI W H, ZENG J W, et al. Passive sensing for mental health monitoring using machine learning with wearables and smartphones: scoping review [J]. *J Med Internet Res*, 2025, 27: e77066.
- [76] BETTIS A H, BURKE T A, NESI J, et al. Digital technologies for emotion-regulation assessment and intervention: a conceptual review [J]. *Clin Psychol Sci*, 2022, 10(1): 3–26.
- [77] LIM S M, SHIAU C W C, CHENG L J, et al. Chatbot-delivered psychotherapy for adults with depressive and anxiety symptoms: a systematic review and meta-regression [J]. *Behav Ther*, 2022, 53(2): 334–347.
- [78] ZHONG W J, LUO J H, ZHANG H. The therapeutic effectiveness of artificial intelligence-based chatbots in alleviation of depressive and anxiety symptoms in short-course treatments: a systematic review and meta-analysis [J]. *J Affect Disord*, 2024, 356: 459–469.
- [79] FARZAN M, EBRAHIMI H, POURALI M, et al. Artificial intelligence-powered cognitive behavioral therapy chatbots, a systematic review [J]. *Iran J Psychiatry*, 2025, 20(1): 102–110.
- [80] SONG S M, SEO Y, HWANG S, et al. Digital phenotyping of geriatric depression using a community-based digital mental health monitoring platform for socially vulnerable older adults and their community caregivers: 6-week living lab single-arm pilot study [J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2024, 12: e55842.
- [81] LI X, GAO L, QIU Y M, et al. Social frailty as a predictor of adverse outcomes among older adults: a systematic review and meta-analysis [J]. *Aging Clin Exp Res*, 2023, 35(7): 1417–1428.
- [82] HANLON P, WIGHTMAN H, POLITIS M, et al. The relationship between frailty and social vulnerability: a systematic review [J]. *Lancet Healthy Longev*, 2024, 5(3): e214–e226.
- [83] CHEHREHGOSHA M, SHARIFI A, MEFTAH A M, et al. Demographic and biological factors in interrelationships between physical, cognitive, psychological, and social frailty in community-dwelling older adults: data from the Birjand Longitudinal Aging Study (BLAS) [J]. *Maturitas*, 2024, 181: 107905.
- [84] 宋巧玲. 面向老年护理的家用服务机器人研究现状[J]. *医疗卫生装备*, 2023, 44(11): 100–106.
- SONG Q L. Research progress of home service robots for aged care [J]. *Chin Med Equip J*, 2023, 44(11): 100–106.
- [85] 康玲, 李佳钰, 秦宇, 等. 生活行为驱动智能家电人机交互的趋势更新[J]. *家用电器*, 2025(5): 50–54.
- KANG L, LI J Y, QIN Y, et al. Trend update of human-computer interaction of smart home appliances driven by life behavior [J]. *Home Appl*, 2025(5): 50–54.
- [86] 陈益强, 杨晓东, 孙嘉壕, 等. 基于可穿戴人工智能的老年衰弱症早期预警与干预技术研究[J]. *老年医学与保健*, 2024, 30(5): 1212–1217.
- CHEN Y Q, YANG X D, SUN J H, et al. Research on early warning and intervention technology for elderly debilitating syndrome based on wearable artificial intelligence [J]. *Geriatr Health Care*, 2024, 30(5): 1212–1217.
- [87] ABDOLLAHI H, MAHOOR M H, ZANDIE R, et al. Artificial emotional intelligence in socially assistive robots for older adults: a pilot study [J]. *IEEE Trans Affect Comput*, 2023, 14(3): 2020–2032.
- [88] LI F Z, HARMER P, FITZGERALD K, et al. A cognitively enhanced online Tai Ji Quan training intervention for community-dwelling older adults with mild cognitive impairment: a feasibility trial [J]. *BMC Geriatr*, 2022, 22(1): 76.
- [89] FAN S Y, YE J S, XU Q, et al. Digital health technology combining wearable gait sensors and machine learning improve the accuracy in prediction of frailty [J]. *Front Public Health*, 2023, 11: 1169083.
- [90] PARK C, MISHRA R, COLLEDGE J, et al. Digital biomarkers of physical frailty and frailty phenotypes using sensor-based physical activity and machine learning [J]. *Sensors*, 2021, 21(16): 5289.

Expert Consensus on the Application of Artificial Intelligence in Rehabilitation Management for Age-Related Frailty Patients

HUANG Liping^{1*}, ZHANG Bi², JIANG Shan³, ZHANG Lixin⁴, CAO Lei⁵, ZHOU Ming¹, QIAN Chunsheng⁶, ZHANG Gongzi¹, XU Jianing⁷, ZOU Yongxiang⁸, FEI Yanqiong⁹, HOU Jingming¹⁰, HUANG Rui¹¹, LI Wei¹², LIU Xiaomin¹³, PANG Richao¹⁴, WANG Zhiyong¹⁵, YU Ningbo¹⁶

¹ The First Medical Center of Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China;

² Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110016, China;

³ China-Japan Friendship Hospital, Beijing 100029, China;

⁴ Shengjing Hospital of China Medical University, Shenyang, Liaoning 110004, China;

⁵ Xuanwu Hospital, Capital Medical University, Beijing 100053, China;

⁶ 962 Hospital of the Joint Logistics Support Force of the People's Liberation Army, Harbin, Heilongjiang 150086, China;

⁷ The Fourth Medical Center of the General Hospital of Chinese PLA General Hospital, Beijing 100048, China;

⁸ Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

⁹ Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

¹⁰ The First Hospital Affiliated to Army Medical University of the People's Liberation Army, Chongqing 400038, China;

¹¹ University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China;

¹² Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China;

¹³ Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

¹⁴ Western Theater Command General Hospital, Chengdu, Sichuan 610083, China;

¹⁵ Harbin Institute of Technology (Shenzhen), Shenzhen, Guangdong 518055, China;

¹⁶ Nankai University, Tianjin 300071, China;

*Correspondence: HUANG Liping, E-mail: huangliping@301hospital.com.cn

ABSTRACT With the acceleration of population aging, age-related frailty, a clinical syndrome characterized by the progressive decline of physiological functional reserves across multiple organ systems with advancing age, has become a key public health concern affecting health outcomes and quality of life in older adults. This condition manifests across four dimensions: physical, cognitive, psychological, and social. Traditional assessment methods demonstrate significant limitations in dynamic monitoring and personalized interventions. Artificial intelligence (AI) and intelligent rehabilitation technologies, which feature strengths including cross-modal data fusion, dynamic monitoring, and individualized predictive modeling, provide innovative approaches for the precise management of age-related multidimensional frailty. This consensus document was developed by an interdisciplinary expert panel following evidence-based methodological principles. Based on systematic literature review and the grading criteria of the Oxford Centre for Evidence-Based Medicine (OCEBM), this study systematically reviews current evidence and puts forward standardized recommendations for AI applications in the assessment and intervention of age-related multidimensional frailty. The content covers the technical framework of AI across perception, data processing, model integration, and intervention guidance. It proposes typical AI-assisted assessment and intervention pathways across the physical, cognitive, psychological, and social dimensions of frailty, and puts forward clinical application recommendations for various technologies, including exoskeleton robots, virtual reality (VR) combined with brain-computer interfaces (BCI), digital psychological intervention platforms, and social companion robots, with corresponding evidence-based recommendation grades. Furthermore, the consensus clarifies the indications and contraindications for AI applications in the rehabilitation of age-related multidimensional frailty, emphasizing the importance of multicenter clinical validation, ethical compliance, data security, and interdisciplinary collaboration. In the future, AI technology will evolve towards digital twin systems, personalized rehabilitation algorithms, and multimodal deep learning platforms, promoting home-based, lightweight, and integrated development of rehabilitation devices, and constructing a new ecosystem of full-cycle, multi-dimensional human-machine collaborative rehabilitation. This consensus aims to provide practical guidance for clinicians, rehabilitation specialists, and other relevant practitioners, so as to promote the scientific, standardized, and sustainable application of AI technology in the rehabilitation of patients with age-related frailty.

KEY WORDS age-related frailty; artificial intelligence; multidimensional rehabilitation; intelligent assessment; individualized intervention; expert consensus

DOI:10.3724/SP.J.1329.2026.07001